

Stable Adaptive On-line Neural Control for Wind Energy Conversion System

박 장 현* · 김 성 환† · 장 영 학**
(Jang-Hyun Park · Seong-Hwan Kim · Young-Hak Jang)

Abstract - This paper proposes an online adaptive neuro-controller for a wind energy conversion system (WECS) that is a highly nonlinear system intrinsically. In real application, to obtain exact system parameters such as power coefficient, many measuring instruments and implementations are required, which is very difficult to perform. This shortcoming can be avoided by introducing neural network in the controller design in this paper. The proposed adaptive neural control scheme using radial-basis function network (RBFN) needs no system parameters to meet control objectives. Combining derivative estimator for wind velocity, the whole closed-loop system is shown to be stable in the sense of Lyapunov.

Key Words : Adaptive neural control, Wind energy conversion system

1. 서 론

최근 유가의 급등, 기후변화 협약 규제 대응 등으로 인해 대체 에너지의 중요성이 재인식되고 있다. 여러 대체 에너지 지원 중에서 풍력 발전 시스템 (wind energy conversion system, WECS)은 통상 1~3년이면 투입된 에너지를 회수할 수 있을 정도로 에너지 투입 효율성이 좋은 것으로 알려져 있으나 풍력으로 생산된 전기 에너지는 특성상 불규칙적이고 간헐적이기 때문에 사용하기 불편하며, 출력 규모도 화력 발전이나 원자력 발전에 비해 현저히 낮다. 이러한 단점에도 불구하고 최근 풍력 발전 설비의 도입이 점점 늘어나고 있는 것은 풍력 산업이 지속적으로 사용 가능한 무공해 천연 에너지원을 이용하는 산업으로써 산업의 결과물이 환경에 미치는 영향이 거의 없고, 국토가 비좁은 우리의 현실에서 제방이나 산간오지 등을 개발할 수 있다는 특성으로, 국토 이용 효율을 높일 수 있는 장점 때문이다.

제어이론의 관점에서 보면 WECS는 비선형성과 불확실성이 매우 큰 계통이라 할 수 있다. 이로 인해서 실제계의 운전 을 위해서는 내재된 여러 매개변수 및 계수를 추정하는 별도의 실험을 거쳐야만 하며 실시간 운전시에도 여러 외부 센서에서 측정된 값들을 이용하여야 한다. 운전 목적은 주어진 풍속에 대응하는 최대 전력변환 효율을 유지하기 위해서 로터의 속도를 원하는 값으로 가변시키는 방식이 주를

이룬다.[2-4] 이를 최대 전력점 추종 (maximum power point tracking, MPPT)라고 하며 최대효율을 달성하는 동작점은 블레이드의 고유 특성치이고 오프라인(off-line) 실험으로 얻어지는 측정값이다. 이러한 오프라인 실험과 실시간으로 요구되는 측정치를 얻기 위한 센서들의 필요를 줄이기 위해서 최근 WECS에 대한 지능제어 기법이 활발하게 연구되어지고 있다.[4-9]

본 논문에서는 WECS의 MPPT를 위해서 온라인으로 계통의 불확실성을 근사화하여 상쇄시키는 적응 제어 기법을 제안한다. 본 논문은 기존의 방법들과 달리 WECS의 전력 변환함수 등과 같은 요소를 미지의 요소로 간주하며 이에 대한 정보가 필요치 않다는 특징이 있다. 이를 위해 [10]에서 제안한 제어알고리즘을 적용하여 RBF(radial-basis function) 신경망을 이용한 제어기 및 적응법칙을 제안한다. 또한 전체 페루프 계통의 리아프노브(Lyapunov)안정도를 해석하였으며 모의실험을 통해서 그 성능을 증명하였다.

2. 풍력 발전 시스템의 모델링

풍력 터빈에 의해 생성되는 기계적 전력은 식(1)과 같이 모델링할 수 있다[2].

$$P_t = \frac{1}{2} \rho A C_p(\lambda) v_w^3(t) \tag{1}$$

이 수식에 쓰인 기호들의 의미는 표 1과 같다. 이 중에서 말단속도비(tip speed ratio, TSR) λ 는 풍속과 블레이드 끝단의 선속도의 비율로서 (2)와 같이 정의된다.

$$\lambda \triangleq \frac{v_t(t)}{v_w(t)} = \frac{\omega(t)R}{v_w(t)} \tag{2}$$

* 정 회 원 : 목포대 공대 제어로봇공학과 부교수
 ** 정 회 원 : 목포대 공대 제어로봇공학과 교수
 † 교신저자, 정회원 : 목포대 공대 제어로봇공학과 교수
 E-mail : shkim@mokpo.ac.kr
 접수일자 : 2011년 3월 9일
 최종완료 : 2011년 3월 24일

표 1 수식에 쓰이는 기호들.

Table 1 Notations in the equations.

기호	의미
ρ	공기밀도
$C_p(\lambda)$	전력계수
v_t	날개 끝의 속도
R	날개의 반경
A	날개가 이루는 면적
v_w	풍속
ω	발전기 축의 회전 속도
λ	말단 속도비 (tip-speed ratio, TSR)

그림 1은 전체 WECS의 전체 블록다이어그램이고, 그림 2는 식 (1)과 (2)에 나타난 파라미터를 이해하기 위한 개념도이다. 본 논문에서는 기어비는 1:1로 가정하며 풍력터빈의 관성계수와 발전기의 관성계수를 더하여 $J \triangleq J_t + J_g$ 로 정의한다.

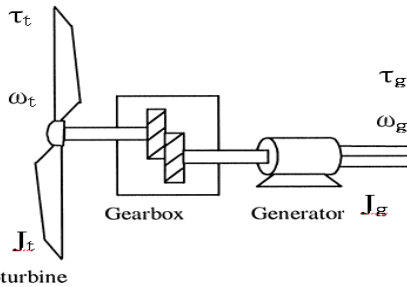


그림 1 풍력 발전 시스템 블록도
Fig. 1 Block diagram of the wind generator

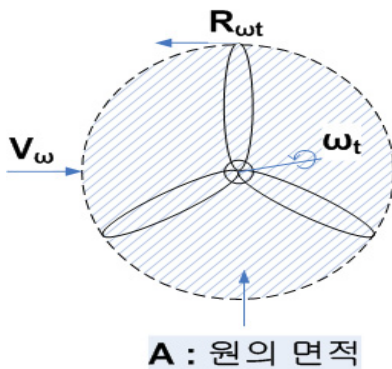


그림 2 파라미터 이해도
Fig. 2 concept diagram of parameters

WECS를 다룰 때 중요한 요소인 전력 계수 $C_p(\lambda)$ 는 풍력터빈에 전달되는 풍력 에너지(바람의 운동에너지)와 실제 변환된 전력의 비율을 나타내는 함수로서 풍력터빈의 효율을 나타내는 지표이다. 그림 3은 λ 와 블레이드의 피치각 (pitch angle) β 의 함수인 전형적인 C_p 곡선을 보여주고 있으며 특정한 운전조건에서 최대 효율을 위한 최적값 λ^* 가

존재함을 알 수 있다[1]. 풍력에 의해 발생하는 토크는 식 (3)과 같이 기술할 수 있다.

$$\tau_t = \frac{P_t}{\omega(t)} \quad (3)$$

이러한 WECS의 모델식을 유도하기 위하여 본 논문에서는 두 가지 가정을 한다. 첫 번째는 풍력 발전기 회전체의 마찰력과 비틀림은 무시한다. 두 번째는 전기적인 시정수가 기계적인 시정수보다 충분히 빠르다는 것이다. 이 가정들에 의해 WECS 1차 모델식은 식(4)와 같이 기술될 수 있다.

$$J\dot{\omega}(t) = \tau_t - \tau_g \quad (4)$$

여기서 J 는 관성계수, τ_g 는 발전기의 반작용 토크를 나타낸다. 여기서 함수 $\tau_t(\omega, v_w)$ 는 미지의 함수로 가정한다. 즉 ω 와 v_w 의 함수라는 것만 알 수 있으며 구체적으로 C_p 함수가 어떤 함수인지는 알 수 없다고 가정한다.

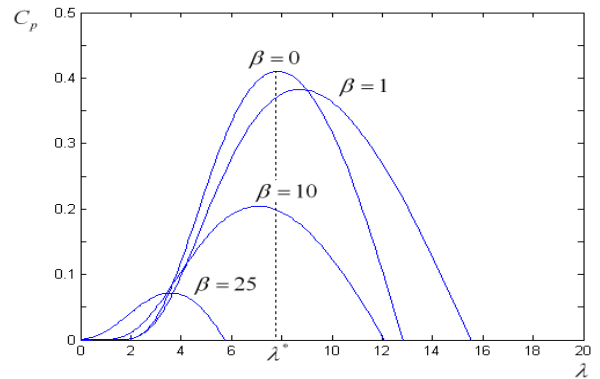


그림 3 다양한 피치각 β 에 대한 전형적인 C_p 곡선의 예.
Fig. 3 Typical C_p -curves with respect to pitch angle β .

3. 제어 알고리즘

3.1 이상적인 비선형 입출력 선형화 제어기

앞 절에서 기술된 바와 같이 시스템의 모델링에서 발전기의 전기적인 시정수가 기계적 시정수와 비교했을 때 충분히 빠르다는 가정을 하면 시스템 제어 입력으로 τ_g 를 사용할 수 있으며 출력은 각속도 $\omega(t)$ 로 설정한다. 제어 목적은 최대 전력 변환 효율을 유지하기 위해서 TSR λ 가 최적치 λ^* 를 유지해야 한다는 것이다. 이때 목표 출력 ω_d 는 측정된 풍속값과 TSR의 정의식 (2)로 부터 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\omega_d(t) = \frac{\lambda^*}{R} v_w(t) \quad (5)$$

본 논문에서 WECS의 제어 목적은 제어 입력 τ_g 를 이용하여 각속도 $\omega(t)$ 가 원하는 축의 속도 $\omega_d(t)$ 를 추종하여 항상 최대 효율을 내도록 하는 것이다.

만약 τ_t 를 정확히 계산할 수 있고, $\dot{\omega}_d(t)$ 을 정확히 측정

할 수 있다고 가정하면 제어 목적을 수행하기 위한 입력력 선형화 제어 방법으로 식(6)과 같이 이상적인 제어 입력을 결정할 수 있다.

$$\tau_g = \tau_t + J(-ce - \dot{w}_d(t)) \quad (6)$$

여기서, $c(>0)$ 은 설계 상수이고 $e(\triangleq w_d - w)$ 는 추종오차이다. 식 (4)의 τ_g 를 이상적인 제어식 (6)으로 치환하면 다음과 같은 결과식을 얻을 수 있다.

$$\dot{e} = -ce \quad (7)$$

하지만 실제로는 미지의 항들 때문에 τ_t 를 정확히 계산할 수 없으므로 제어입력 (6)은 이상적인 식이며, 미지의 함수인 τ_t 를 추정하여 상쇄시키기 위해서 다음절에서 소개하는 RBFN 신경망을 도입한다.

3.2 적응 신경망 제어기 설계

3.2.1 미분 추정기

앞서서 풍속의 미분값을 측정할 수 있다는 가정을 하였으나, 실제로 풍속의 미분치를 측정하기 위해서는 풍속을 측정하는 풍속센서 이외에 별도의 가속도센서를 설치해야 하는 어려움이 있다. 이러한 어려움을 회피하기 위해 미분 추정기[11]를 사용한다. 이를 위해서 v_w 와 \dot{v}_w 가 유계라고 가정하고 다음과 같은 다음의 선형 시스템을 고려한다.

$$\begin{aligned} \epsilon \dot{\xi}_1 &= \xi_2 \\ \epsilon \dot{\xi}_2 &= -d_1 \xi_2 - \xi_1 + v_w(t) \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 $\epsilon(>0)$ 은 설계 상수이며, d_1 은 다항식 $s^2 + d_1s + 1$ 이 Hurwitz가 되도록 선정한다. 그러면, 어떤 양의 상수 h 와 t^* 에 대해서 $\forall t > t^*$ 를 만족하는 모든 t 에 대해서 다음이 성립한다.

$$|\hat{z} - z| \leq \epsilon h \quad (9)$$

여기서 $\mathbf{z} = [v_w, \dot{v}_w]^T$ 이고 $\hat{z} = [\xi_1, \xi_2/\epsilon]^T$ 이다. 여기서 풍속의 미분을 $v_w^d(\triangleq dv_w/dt)$ 라고 표기하면 미분 추정기의 출력값 즉 풍속미분치의 추정치는 $\hat{v}_w^d = \xi_2/\epsilon$ 이다.

3.2.2 RBFN

이상적인 제어식 (6)에서 미지의 τ_t 를 근사화하기 위해 RBFN (Radial Basis Function Networks)를 도입한다. RBFN은 기존의 문헌[12]에 잘 기술되어 있기 때문에 여기서는 본 논문에서 적용되는 내용을 중심으로 간략히 기술하도록 하겠다. 다입력 단일출력 RBFN의 출력식은 다음과 같이 기술할 수 있다.

$$\hat{\tau}_t(\mathbf{w}, \mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \Phi(\mathbf{x}) \quad (10)$$

여기서 $\mathbf{x} = [w, v]^T \in R^2$ 은 RBFN으로의 입력벡터, $\hat{\tau}_t \in R$ 은 출력, $\mathbf{w} \in R^L$ 은 가중치벡터, $\Phi(\cdot) : R^2 \rightarrow R^L$ 은 RBF벡터. 그

리고 L 은 RBF의 개수를 나타낸다. 벡터 \mathbf{w} 의 i 번째 요소 $w_i, i = 1, \dots, L$ 은 은닉층의 i 번째 뉴런과 출력노드와의 연결 강도, $\Phi_i(\mathbf{x}) = \exp(-|\mathbf{x} - \mathbf{m}_i|/2\sigma_i^2)$ 는 가우시안(Gaussian) 함수, $\mathbf{m}_i \in R^2$ 은 i 번째 기저함수의 중심을 나타내는 벡터, 그리고 σ_i 는 그 기울기를 나타낸다. 잘 알려진 바와 같이 RBFN은 원하는 정확도로 비선형 함수를 근사할 수 있는 장점이 있다. 즉 어떤 콤팩트(compact) 집합 $\Omega \in R^2$ 에서 정의된 연속인 실함수 τ_t 와 임의의 실수 $\epsilon_{re} > 0$ 에 대해서 부등식 (11)을 만족하는 (10)과 같이 기술되는 RBFN과 최적의 파라미터 벡터 \mathbf{w}^* 가 존재한다.

$$\sup_{\mathbf{x} \in \Omega} |\tau_t(\mathbf{x}) - \hat{\tau}_t(\mathbf{w}^*, \mathbf{x})| < \epsilon_{re}. \quad (11)$$

여기서 ϵ_{re} 는 최적의 파라미터에 대해서도 구조적인 결핍으로 인해 불가피하게 내재하는 재구성 오차(reconstruction error)를 나타내며, 일반적으로 RBFN의 구조를 키우면 ϵ_{re} 는 작아진다. 앞으로 최적의 가중치벡터 \mathbf{w}^* 의 추정치는 $\hat{\mathbf{w}}$ 으로 표기한다.

3.2.3 제어기 설계

풍속은 센서로 측정값을 얻을 수 있지만 그 미분 v_w^d 은 미지의 값이기 때문에 $w_d^d(\triangleq dw_d/dt)$ 역시 미지이다. w_d^d 를 추정하기 위해 미분추정기 (8)의 출력값 \hat{v}_w^d 과 (5)를 이용하면 다음과 같다.

$$\hat{w}_d^d(t) = \frac{\lambda}{R} \hat{v}_w^d \quad (12)$$

이제 이상적인 제어식 (6)에서 미지의 함수 τ_t 와 w_d^d 를 추정치로 치환하여 기술하면 아래 식과 같다.

$$\tau_g = \hat{\tau}_t + J(-ce - \hat{w}_d^d) \quad (13)$$

RBFN의 가중치 갱신법칙은 다음과 같이 설정한다.

$$\dot{\hat{\mathbf{w}}} = -\frac{\gamma}{J} \Phi e \quad (14)$$

여기서 $\gamma(>0)$ 은 설계상수로서 학습율을 나타낸다.

4) 안정도 해석

시스템의 안정도를 해석하기 위해 리아프노브 함수(Lyapunov function)를 아래와 같이 선정한다.

$$V(t) = \frac{1}{2}e^2 + \frac{1}{2\gamma} \tilde{\mathbf{w}}^T \tilde{\mathbf{w}} \quad (15)$$

여기서, $\tilde{\mathbf{w}} \triangleq \hat{\mathbf{w}} - \mathbf{w}^*$ 으로서 추정치와 최적치와의 오차를 나타낸다. 계통 추종오차의 미분식을 정리하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \dot{e} &= \dot{w}_d - \dot{w} \\ &= \dot{w}_d - \frac{1}{J}(\tau_t - \tau_g) \\ &= \dot{w}_d - \frac{1}{J}(\tau_t - \hat{\tau}_t + J(ce + \hat{w}_d^d)) \\ &= -ce - \frac{1}{J}(\tau_t - \hat{\tau}_t) + (w_d^d - \hat{w}_d^d) \end{aligned}$$

$$= -ce + \frac{1}{J} \tilde{\mathbf{w}}^T \tilde{\Phi} + (\omega_d^d - \hat{\omega}_d^d) \quad (16)$$

이제 (15)를 미분하여 (16)과 (14)를 대입하여 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) &= e(t)\dot{e}(t) + \frac{1}{\gamma} \tilde{\mathbf{w}}^T \dot{\tilde{\mathbf{w}}} \\ &= -ce^2 + \tilde{\mathbf{w}}^T \left(\frac{1}{\gamma} \dot{\tilde{\mathbf{w}}} + \frac{1}{J} \tilde{\Phi} e \right) + e(\omega_d^d - \hat{\omega}_d^d) \\ &= -ce^2 - e(\omega_d^d + \hat{\omega}_d^d) \\ &\leq |e|(-ce|e| + \frac{\lambda^* \epsilon h}{R}) \end{aligned} \quad (17)$$

마지막 부등식으로부터 추종오차 $e(t)$ 는 아래와 같은 compact set에 대해서 invariant하다는 것을 알 수 있다.

$$\Omega = \{e | |e| < \frac{\lambda^* \epsilon h}{cR}\} \quad (18)$$

또한 ϵ 과 c 는 설계상수이므로 집합 Ω 의 반경은 c 를 키우거나 혹은 ϵ 을 줄이거나 해서 임의로 작게 만들 수 있으며 이것은 추종오차의 범위를 충분히 작게 조절할 수 있다는 것을 의미한다.

4. 모의실험

모의실험에 사용된 파라미터는 아래 표 2와 같다.

표 2 모의실험에 사용된 상수값.

Table 2 Constants used in the simulation

기호	값	비고
v_w	$10\sin(t/10) + 5$	풍속
ρ	1.2045	공기밀도상수
R	1.85	계통 상수
J	40	
c	1.0	제어기 상수
ϵ	0.1	
γ	100	
b_1	2	

또한 모의실험을 위해서 $C_p(\lambda)$ 를 아래와 같이 설정하였다.[13] 가변속도 제어방식에서는 일반적으로 피치각은 고려하지 않으므로 본 논문에서도 $\beta = 0$ 으로 설정하였으며 그 모양은 그림 2에 도시된 바와 같다. TSR의 최적치는 $\lambda^* = 7.7$ 이다.

$$\begin{aligned} C_p &= 0.4654 \left(\frac{116}{\lambda_i} - 0.4\beta - 5 \right) e^{-\frac{20.24}{\lambda_i}} \\ \frac{1}{\lambda_i} &= \frac{1}{\lambda + 0.008\beta} - \frac{0.035}{\beta^2 + 1} \end{aligned} \quad (19)$$

모의실험에 쓰인 RBFN의 입력은 전술한 바와 같이 ω , v_w 두 개이며 각각에 대한 RBF는 그림 3에 도시하였다. 로터각속도 ω 에 대한 RBF는 3개, 풍속 v_w 에 대한 RBF는 2

개로서 총 뉴런의 갯수 L 은 6개이며 가중치 벡터의 크기 역시 6이 된다. 따라서 RBFN의 구조자체는 단순하지만 이것만으로도 충분한 제어능력이 발휘됨을 알 수 있다.

그림 4은 계통의 출력 ω 와 원하는 출력 ω_d , 그리고 제어 입력 τ_g 를 도시한 것이다. 계통의 출력이 원하는 출력을 잘 추종함을 알 수 있다. 그림 5는 RBFN의 가중치 벡터의 노름(norm)의 시간에 따른 변화를 도시한 것이다. 이것으로부터 RBFN의 가중치도 학습이 잘되며 발산하지 않음을 알 수 있다.

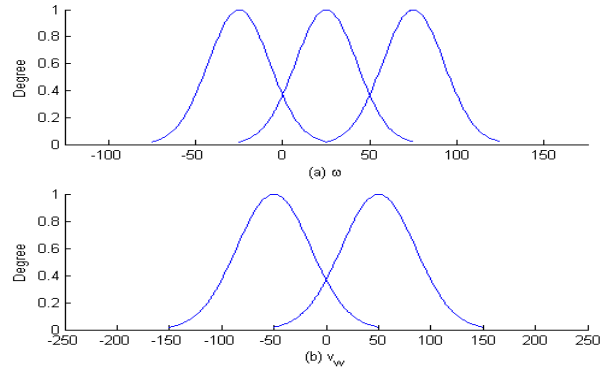


그림 3 (a) ω 의 RBF, (b) v_w 의 RBF.

Fig. 3 (a) RBFs of ω , (b) RBFs of v_w .

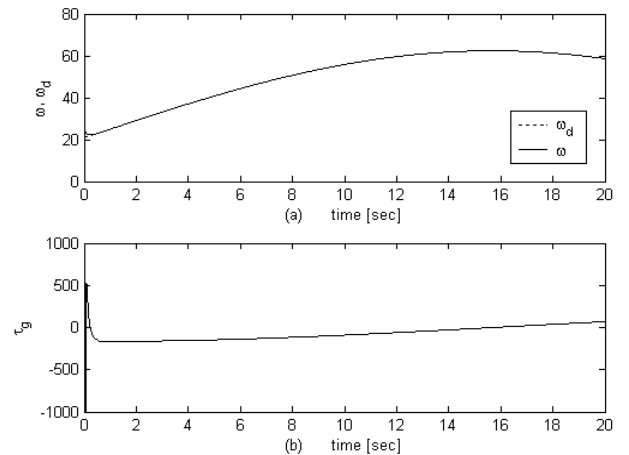


그림 4 (a) 계통출력, 원하는 출력 (b) 제어입력.

Fig. 4 (a) system output and desired output, (b) control input.

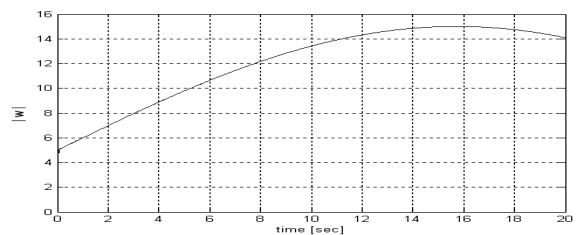


그림 5 RBFN의 가중치벡터 노름(norm)의 변화.

Fig. 5 Trajectory of the norm of the weight vector.

5. 결 론

본 논문에서는 WECS가 최대 출력을 내기 위한 동작점으로 추종시키는 제어목적을 달성하기 위해서 RBFN을 사용하는 온라인 신경망 적응제어기를 제안하였다. WECS를 운전하기 위해서는 계통의 여러 상수들과 파라미터들을 얻기 위해 많은 기구들을 이용하여 선행 실험을 수행해야하는데 이러한 과정을 줄이기 위한 새로운 제어 알고리즘을 제안하였다. 풍속의 미분값을 추정하기 위해서 미분 추정기를 폐루프계통에 도입하여, 온라인으로 신경망을 학습시키며 제어를 수행하는 동적인 제어기를 제안하였으며 전체 페루프 시스템의 리아프노프 안정도를 해석하였다.

감사의 글

본 논문은 교육과학기술부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 광역경제권 선도산업 인재양성사업의 연구결과입니다.

참 고 문 헌

[1] Ph. Delarue & A. Bouscayrol & A. Tounzi & X. Guillaud & G. Lancigu. "Modelling, control and simulation of an overall wind energy conversion system," *Renewable Energy*, vol. 28 pp.1169-1185, 2003.

[2] Y.D. Song & B. Dhinakaran & X.Y. Bao, "Variable speed control of wind turbines using nonlinear and adaptive algorithms." *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, vol. 85. pp.293-308, 2000.

[3] Andrew Miller & Edward Muljadi & Donald S. Zinger. "A Variable Speed Wind Turbine Power Control," *IEEE Transactions on Energy Conversion* vol. 12, no. 2, 1997.

[4] W. Qiao, et. al., "Wind Speed Estimation Based Sensorless Output Maximum Control for a Wind Turbine Driving a DFIG," *IEEE Trans. Power Electronics*, vol. 23, no. 3, 2008.

[5] W.-M. Lin, C.-M. Hong, F.-S. Cheng, "Design of intelligent cotnrollers for wind generation system with seneorless maximum wind energy control," *Energy Conversion and Management*, vol. 52, 2011.

[6] H. Li, K. L. Shi, and P. G. McLaren, "Neural-network based sensorless maximum wind energy capture with compensated power coefficient," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 41, no. 6, pp. 1548-1556, 2005.

[7] S. Bhomik R. Spec, and J. H. R. enslin, "Performance optimization for doubly fed wind power generation systems," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 35, no. 4, pp. 949-958, 1999.

[8] K. Tan and S. Islam, "Optimal control strategies in energy conversion of PMSG wind turbine system

without mechanical sensors," *IEEE Trans. Energy conversion*, vol. 19, no. 2, pp. 392-399, 2004.

[9] M. G. Simoes, B. K. Bose, and R. J. Spieget, "Fuzzy logic based intelligent control of a variable speed cage machine wind generation syustem," *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 12, no. 1, pp. 87-95, 1997.

[10] J.-H. Park, S.-H. Kim, C.-J. Moon, "Adaptive Neural Control for Strict-Feedback Nonlinear Systems without Backstepping," *IEEE Trans., Neural Networks*, vol. 20, no. 7, pp. 1204-1209, 2009.

[11] S. Behatsh, "Robust output tracking for nonlinear systems," *Int. J. Control*, vol. 51, no. 6, pp. 1381-1407, 1990.

[12] Lin Chin-Teng & C.S. George Lee. *Neural fuzzy systems*, New Jersey : Prentice Hall, 1996.

[13] S. Heier, *Grid integration of wind enery conversion systems*, Wiley, New York, 1998.

저 자 소 개



박 장 현 (朴 張 鉉)

1995년 고려대학교 전기공학과 졸업. 1997년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학석사). 2002년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 현재 목포대학교 공대 제어로봇공학과 부교수. 관심분야는 지능제어, 비선형 적응제어, 마이크로프로세서 응용.



김 성 환 (金 成 煥)

1991년 고려대 공대 전기공학과 졸업. 1995년 2월 동 대학원 전기공학과 졸업(공학석사). 1998년 8월 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 현 목포대 공대 제어로봇공학과 교수. 관심분야는 지능제어, AC전동기제어, DSP응용.



장 영 학 (張 永 學)

1981년 전남대 계측공학과 졸업. 1984년 전남대 대학원 전기공학과 졸업. (공학석사) 1991년 전남대 대학원 전기공학과 졸업. (공학박사) 1991년 3월~현재 목포대학교 제어로봇공학과 교수. 주관심분야는 전기기기, 전력전자.